



500.43701X00

IN THE UNITED STATES PATENT AND TRADEMARK OFFICE

Applicants: OKUDA , et al.

Serial No.: 10/809,464

Filed: March 26, 2004

Title: METHOD AND ITS APPARATUS FOR CLASSIFYING DEFECTS

Group AU : 2624

CLAIM FOR PRIORITY

Commissioner for Patents
P.O. Box 1450
Alexandria, VA 22313-1450

April 10, 2008

Sir:

Under the provisions of 35 U.S.C. 119 and 37 CFR 1.55, the applicants hereby
claim the right of priority based on:

**Japanese Patent Application No. 2003- 089686
Filed: March 28, 2003**

A certified copy of said Japanese Patent Application No. 2003-089686 filed on
March 28, 2003 is attached hereto.

Respectfully submitted,

ANTONELLI, TERRY, STOUT & KRAUS, LLP


Leonid D. Thenor
Registration No. 39,397

LDT/cb
1300 North Seventeenth Street
Suite 1800
Arlington, VA 22209
Telephone: (703) 312-6600
Fax: (703) 312-6666

日 本 国 特 許 庁
JAPAN PATENT OFFICE

別紙添付の書類に記載されている事項は下記の出願書類に記載されている事項と同一であることを証明する。

This is to certify that the annexed is a true copy of the following application as filed with this Office.

出 願 年 月 日 2 0 0 3 年 3 月 2 8 日
Date of Application:

出 願 番 号 特 願 2 0 0 3 - 0 8 9 6 8 6
Application Number:

パリ条約による外国への出願
に用いる優先権の主張の基礎
となる出願の国コードと出願
番号
The country code and number
of your priority application,
if used for filing abroad
under the Paris Convention, is

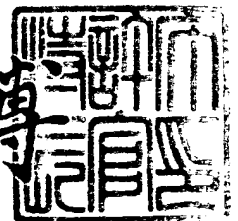
J P 2 0 0 3 - 0 8 9 6 8 6

願 人 株式会社日立ハイテクノロジーズ
Applicant(s):

2 0 0 8 年 3 月 2 7 日

特許庁長官
Commissioner,
Japan Patent Office

肥塚 雅博



出証番号 出証特 2 0 0 8 - 3 0 1 2 4 9 6

【書類名】 特許願

【整理番号】 K02009011A

【あて先】 特許庁長官殿

【国際特許分類】 G06T 7/60

【発明者】

【住所又は居所】 神奈川県横浜市戸塚区吉田町 2 9 2 番地 株式会社日立製作所生産技術研究所内

【氏名】 奥田 浩人

【発明者】

【住所又は居所】 神奈川県横浜市戸塚区吉田町 2 9 2 番地 株式会社日立製作所生産技術研究所内

【氏名】 高木 裕治

【発明者】

【住所又は居所】 神奈川県横浜市戸塚区吉田町 2 9 2 番地 株式会社日立製作所生産技術研究所内

【氏名】 本田 敏文

【発明者】

【住所又は居所】 神奈川県横浜市戸塚区吉田町 2 9 2 番地 株式会社日立製作所生産技術研究所内

【氏名】 宮本 敦

【発明者】

【住所又は居所】 茨城県ひたちなか市市毛 8 8 2 番地 株式会社日立ハイテクノロジーズ内

【氏名】 平井 大博

【特許出願人】

【識別番号】 501387839

【氏名又は名称】 株式会社 日立ハイテクノロジーズ

【代理人】

【識別番号】 100075096

【弁理士】

【氏名又は名称】 作田 康夫

【提出物件の目録】

【物件名】 明細書 1

【物件名】 図面 1

【物件名】 要約書 1

【ブルーフの要否】 要

【書類名】 明細書

【発明の名称】 欠陥分類方法及び装置

【特許請求の範囲】

【請求項 1】

試料を撮像して得た画像から抽出した欠陥を分類する方法であって、
試料を撮像して欠陥の画像を得、
該欠陥の画像から欠陥の特徴量を抽出し、
該抽出した欠陥の特徴量の情報を用いて該抽出した欠陥が分類クラスに属する尤度を算出するルールベース型分類と学習型分類とを組合わせた分類モデルを少なくとも一種類以上作成し、
該少なくとも一種類以上の分類モデルを用いて前記特徴量を抽出した欠陥を分類することを特徴とする欠陥分類方法。

【請求項 2】

前記試料を撮像して得る欠陥の画像が S E M 画像であることを特徴とする請求項 1 記載の欠陥分類方法。

【請求項 3】

前記欠陥の画像を得ることを、前記試料の欠陥の位置座標データを用いて前記試料を位置決めした状態で試料を撮像することにより行うことを特徴とする請求項 1 記載の欠陥分類方法。

【請求項 4】

試料を撮像して得た画像から抽出した欠陥を分類する方法であって、
欠陥を該欠陥の特徴量に応じて予め設定した分類クラスに属する尤度を算出するルールベース型分類手段と、前記欠陥を教示データを用いて設定した分類クラスに属する尤度を算出する学習型分類手段との少なくとも一方の分類手段を複数組み合わせ構成される分類モデルを少なくとも一つ以上作成し、
該作成した分類モデルを用いて欠陥を分類することを特徴とする欠陥分類方法。

【請求項 5】

前記学習型分類は、表示画面上で設定することを特徴とする請求項 4 記載の欠

陷分類方法。

【請求項 6】

試料を撮像して得た画像から抽出した欠陥を分類する方法であって、

欠陥を該欠陥の特徴量に応じて予め設定した分類クラスに属する尤度を算出するルールベース型分類手段と、表示画面上で設定した複数の分類クラスに属する尤度を算出する学習型分類手段との少なくとも一方の分類手段を複数組合わせて少なくとも一つ以上の分類モデルを構成し、

該構成した分類モデルを用いて前記欠陥を分類することを特徴とする欠陥分類方法。

【請求項 7】

前記ルールベース型分類は、表示画面上で、予め用意された複数の分類クラスセットから、特定の分類クラスセットを選択することを特徴とする、請求項 1 または 4 または 6 の何れかに記載の欠陥分類方法。

【請求項 8】

前記、予め設定した分類クラス、または教示データを用いて設定したクラス、または画面を用いて設定したクラスの相関関係を解析し、これらのクラスの組み合わせから成る分類モデルを生成すること、を特徴とする請求項 1 または 4 または 6 の何れかに記載の欠陥分類方法。

【請求項 9】

前記各分類モデルはそれぞれ分類クラスを有し、該各分類クラスのクラス尤度を算出し、前記各分類モデルの妥当性に関するモデル尤度を求め、該求めたモデル尤度に応じてクラス尤度を決定することを特徴とする請求項 1 または 4 または 6 の何れかに記載の欠陥分類方法。

【請求項 10】

試料を撮像して得た画像から欠陥を分類する装置であって、

欠陥を該欠陥の特徴量に応じて予め設定した分類クラスに属する尤度を算出するルールベース型分類部と前記欠陥を該欠陥の特徴量に応じて教示データを用いて設定した分類クラスに属する尤度を算出する学習型分類部とを組合わせて構成した複数種類の分類モデル手段と、

該複数種類の分類モデル手段を組合わせて前記特徴量を抽出した欠陥を分類する欠陥分類手段と
を備えたことを特徴とする欠陥分類装置。

【請求項 11】

前記欠陥分類装置は表示画面を更に備え、前記学習型分類部は、前記表示画面上で教示データを用いて分類クラスを設定することを特徴とする請求項 10 記載の欠陥分類装置。

【請求項 12】

前記欠陥分類装置は表示画面を更に備え、該表示画面上に前記構成した分類モデル手段を表示することを特徴とする請求項 10 記載の欠陥分類装置。

【請求項 13】

前記欠陥分類手段は前記複数種類の分類モデル手段のそれぞれの尤度を算出する演算部を有し、前記欠陥分類手段は該演算部で算出したそれぞれの種類の分類モデル手段の尤度の情報を用いて前記欠陥を分類することを特徴とする請求項 10 記載の欠陥分類装置。

【請求項 14】

前記複数種類の分類モデル手段は、それぞれ分類クラス部を有し、前記欠陥分類手段は、前記それぞれの分類クラス部のクラス尤度と前記各分類モデルの妥当性に関するモデル尤度とを算出してモデル尤度に応じてクラス尤度を決定する演算部を有することを特徴とする請求項 10 記載の欠陥分類装置。

【発明の詳細な説明】

【0001】

【発明の属する技術分野】

本発明はデータの自動分類方法に関する。特に、半導体電子回路基板やプリント回路基板、液晶表示基板等の表面に生じた欠陥を、検出画像やEDX検出スペクトル等に基づいて自動分類する方法に関する。

【0002】

【従来の技術】

近年、半導体電子回路基板等の表面に生じた欠陥の発生状況の迅速な把握や、

欠陥種毎の発生数のモニタを目的として、欠陥部の画像を検出し、自動分類する方法が開発されてきている。

【0003】

画像を自動分類する方法については、パターン認識の分野において、古くから多様な手法が研究されている。

【0004】

古典的な方法論の一つに、学習型分類と呼ばれる方法がある。この方法論においては、教師画像を事前に収集し、これを学習することにより、分類器を最適化する（ニューラルネット等）。学習型分類器は、ユーザの要求に応じた柔軟な分類ができる可能性がある反面、一般に良好な性能を得るためには、教示データを大量に収集する必要があるため、生産プロセス立ち上げ時には実質的に使用できない、という問題がある。逆に、少数の教示データのみを用いた場合には、過学習と呼ばれる、教示データに対する学習の過剰適合現象が生じて性能が低下することが知られている。

【0005】

また、他の古典的な方法論に、ルールベース型分類と呼ばれる方法がある。この方法論においては、分類対象である画像から特徴量を抽出し、システムに組み込んだ“if-then”式のルールに基づいて特徴量の値を判定することにより、欠陥をクラスの一つに分類する。ルールベース型分類器は、分類するクラス・ルールが固定で、ユーザの要求に柔軟に対応できない反面、教示データが不要であるため、生産プロセス立ち上げ時より使用可能である、という利点がある。

【0006】

また、上述のルールベース型分類器と学習型分類器を併用する方法も考えられるが、このような方法の例として、特許文献1に開示された方法がある。すなわち、“コア分級器”と呼ばれるルールベース型分類器によって、事前に組み込まれた固定数のクラス（“コア分類”と呼ばれる）に欠陥を分類し、更に、コア分類に関連付けられた“特定の適用可能な分級器”と呼ばれる学習型分類器によって、任意数からなる“下位分類”に分類する。

【0007】

上記特許文献1に開示された例では、コア分級器を用いることにより、教示データ数を収集する必要がなく、プロセス立ち上げ時よりコア分類を行うことができる。また、更に詳細な分類が必要な場合には、学習型の“特定の適用可能な分級器”による分類が可能とされる。

【0008】

【特許文献1】

特開2001-135692号公報

【0009】

【発明が解決しようとする課題】

しかしながら、上記従来の技術においては、ルールベース型分類器と学習型分類器とを組合わせた分類モデルを事前に決定する必要がある。しかし、最適な分類モデルを事前に設定することは一般に非常に難しいため、この結果、分類モデルが不適切であるがゆえの性能低下に陥る場合がある。以下に、实例に則して説明する。

【0010】

図2～4には、欠陥を、膜上異物、膜下異物、凹み、パターン欠陥の4クラスに分類するための3種類の分類モデルを示す。以下、欠陥の分布の状況によって、最適な分類モデルが異なってくることを述べる。

【0011】

図2に、1層の分類モデルの例を示す。節1にはルールベース型分類器21が対応しており、膜上異物22、膜下異物23、凹み24、パターン25の4クラスに分類する。

【0012】

ルールベース型の分類器は、設計されたルールが分類対象に対して十分よく適合している限りにおいては安定した性能を発揮できる点で、学習型分類器より優れている。

【0013】

しかし、一方、欠陥分類の分野においては、製造プロセスの技術進化とともに欠陥発生原因も多様化しており、これに伴って欠陥を分類するクラスも変化して

いる。したがって、普遍的な欠陥分類クラスを用いて異なる製造プロセスを経て製造された製品の欠陥を分類することは難しく、設計者がある製造プロセスに対して事前に想定したルールを、他の製造プロセスで生産された製品に対しても適用できる可能性は極めて低いと言わざるを得ない。この点、手書き数字認識分類等、分類クラスが設計時に確定している場合の設定と大きく異なる。

【0014】

図3に、2層の分類モデルを示す。第1層目のルールベース型分類器31では、異物32、凹み33、パターン34の3クラスへ分類し、第2層目の学習型分類器35では、異物32を更に、膜上異物36、膜下異物37の2クラスへ分類する。

【0015】

図2に示した1層構造の分類モデルの例では、検出した欠陥をユーザが求める4つのクラスの何れかに分類するのに対し、図3に示したモデルでは3クラス、換言すれば、一部クラスの分類のみを行う点で、設計したルールが適用可能な蓋然性は高くなると言える。一方、膜上異物、膜下異物分類を第2層の学習型分類器に委ねることにより、膜上異物、膜下異物の教示データが十分に多い状況に対しては、設計者の想定したルールベース型分類より信頼性高く分類できる可能性が高くなる。

【0016】

図4に、図3に示したものと異なるタイプの2層の分類モデルを示す。第1層目は、異物、凹み、パターンの3クラスへの分類し、第2層目は、異物を更に、膜上異物、膜下異物の2クラスへ分類する。分類モデルの節1、節2には分類器が対応しており、ここでは、仮に節1はルールベース型分類器、節2は学習型分類器、とする。

【0017】

図4に示した例において、図3に示した分類器と異なり、かつ、若干奇妙に見える点は、節2である。節2の学習型分類器は、第1層目の分類器によって異物と分類された欠陥を、膜上異物、膜下異物、パターン欠陥に分類する学習型分類器である。ルールベース型分類器によって、凹み、パターン欠陥に関しては信頼

性高く分離できるが、異物に限っては、パターン欠陥と分離できない状況において、図3のモデルよりも分類性能が高くなる可能性がある。

【0018】

更に、図4に示した分類モデルが図2、3に示した分類木と大きく異なる点は、ユーザの分類概念上としての階層関係（意味論的な分類モデル）と異なる分類モデルである点である。ユーザ分類概念上は、異物とパターン欠陥とは排他的なクラスであり、異物の下位にパターン欠陥が位置することは有り得ない。しかし、最大の分類性能を実現する分類モデルとユーザの概念上の分類モデルは、最下層が最終的にユーザが分類するクラスである点以外には、独立であり得る。これは、最適な分類モデルをユーザが設定することの難しさをも示している。

【0019】

以上の事例から、欠陥自動分類問題においては、最適な分類モデルは問題設定によって異なる、ということが言える。そして、この問題設定（設計者によるルールの妥当性の程度や、学習データの収集可能性等）は、事前に想定することができないため、最適な分類モデルも事前に設定することができない。結果として分類モデルが最適でないがゆえに分類性能が低下する、という問題が生じる。

【0020】

また、最大の性能を実現するために分類木はユーザのユーザ毎に異なる欠陥分類要求に対し、固有の最適な分類モデルを自動的に提供し、分類性能を向上する。更には、手動による分類モデルのマニュアル設定を不要とする点にある。概念上の分類モデルとは必ずしも一致しない（一般にセマンティックギャップと呼ばれる）ため、最適な分類モデルをユーザが事前に設定しておくことは難しい。

【0021】

本発明の目的は、上記した従来技術欠点を解消して、ユーザ毎に異なる欠陥分類要求に対して固有の最適な分類モデルを自動的に提供する、または少なくともユーザが容易に選択可能とすることにより、分類性能を向上することができる欠陥分類方法及びその装置を提供することに有る。

【0022】

【課題を解決するための手段】

上記目的を達成するために、本発明では、以下のような欠陥分類方法とした。

すなわち、まず、一つないし複数の分類モデル候補を生成する。分類モデル候補とは、例えば、図2、図3、ないし図4に示したようなルールベース型分類器と学習型分類器との階層的からなるものである。分類候補モデルは、後に詳しく述べるように、画面からユーザが設定する、あるいは教示データを用いて設定する、あるいは更に自動設定することを想定している。分類モデルを複数生成した場合は、各モデルの妥当性に関する指標（以下、モデル尤度と呼ぶ）を算出する。モデル尤度は、換言すれば、各分類モデル候補の算出する尤度を信頼できる程度を示す指標である。

【0023】

次に、各分類モデル候補において、クラス尤度を算出する。次に、モデル尤度に応じて前記複数の分類モデルによって算出したクラス尤度を組み合わせて分類する。クラス尤度の組合せにおいては、モデル尤度が高い、すなわち信頼できるモデルによって算出したクラス尤度を相対的に重視し、モデル尤度が低い、すなわち信頼できないモデルによって算出したクラス尤度を相対的に軽視して尤度を組み合わせる。

【0024】

これにより、ユーザ毎に異なる欠陥分類要求に対し、固有の最適な分類モデルを容易に設定する、ないし、自動的に提供することができ、分類性能を向上することが可能になる。

【0025】

【発明の実施の形態】

本発明の第一の実施形態について説明する。

【0026】

先ず、本発明においては、光学顕微鏡または電子顕微鏡を用いた欠陥検査装置により、試料の欠陥を検出する。ここで、検査対象の試料としては、半導体電子回路基板、プリント回路基板、FPD、液晶表示基板等がある。これらの基板の表面に生じた欠陥部を上記光学顕微鏡または電子顕微鏡を応用した欠陥検査装置を用いて検出し、検出した欠陥の基板上の位置座標情報を記憶し、この記憶した欠陥

の位置座標情報に基づいてレビュー装置の検出視野内に試料上の欠陥が入るように試料を位置決めしてレビュー装置で欠陥の画像を取得し、この取得した欠陥の画像を処理することにより欠陥を分類する。

【0027】

図8に、本発明における欠陥レビュー装置の概略の構成を示す。80は電子線式顕微鏡で、筐体81の内部に載置した検査対象である半導体基板82に対して、欠陥検査装置で検出した欠陥の位置座標情報に基づいて電子線83を偏向器84で偏向させることにより走査して照射し、半導体基板82から発生する二次電子を、検出器85で偏向器84による偏向の信号と同期させて検出する。検出した二次電子は、電気信号に変換された後、更にA/D変換器86によりデジタル画像信号に変換され、欠陥の画像信号として処理手段87に入力される。処理手段87は、入力された欠陥のデジタル画像信号をソフトウェア処理により解析し、自動分類する。処理結果や検出画像は記憶装置88に記憶する。

【0028】

次に、このレビュー装置で取得した欠陥の画像を処理して欠陥を分類する方法について説明する。

【0029】

(1) 欠陥分類の概略

初めに、図1を用いて、本発明による欠陥分類の概略を説明する。欠陥分類は、(i)分類処理を実行する前に予め行う分類モデル生成、と(ii)分類実行、の2段階からなる。

【0030】

(i) 分類モデル生成

11は分類モデル生成前の状態を示す。図中M1、M2、M3は予め本発明によるシステムが提供するクラス（以後、メインクラス）、U1～U4はユーザが設定するクラス（以後、ユーザクラス）である。ユーザは設定画面上から、手動、ないし教示データを用いてユーザクラスを設定する。ここで、どのユーザクラスがどのメインクラスの下位に位置するのかについて、事前には設定されていない。これに対し、例えば、12、あるいは13に示すような、メインクラスとユー

ザクラスが組み合わされたモデルを一つ以上、生成する。モデル生成は、設定画面上から手動で設定しても良いし、後述する方法を用いて、自動的に行っても良い。自動生成においては、ルールベース型分類器によるメインクラス尤度算出結果と、ユーザが教示したユーザクラスとの相関関係を解析する。

【0031】

ここで、欠陥データによって、適切なモデルが異なること、そのため、単独の分類モデルではなく、複数の分類モデルを想定することにより分類性能を向上できる可能性があることを図10を用いて説明する。

【0032】

図10(a)のグラフ101、および図10(b)のグラフ102は、それぞれ特徴量分布の一例を示している。図10(a)のグラフ101の例の場合、『異物』、『凹み』、『パターン』の分布が十分良く分離しているため、図3に示したようなルールベース型分類器31と学習型分類器35とを組合わせた分類モデルが好適であると予想される。仮にルールベース型分類器による尤度関数 $L_{異物}(f1, f2)$ 、 $L_{パターン}(f1, f2)$ 、 $L_{凹み}(f1, f2)$ を、以下のように定義したとすると、ルールベース型尤度が分類に非常に有効な尺度になる。

$L_{異物}(f1, f2)$: $f1 < Th0$ ならば、異物の尤度大

$L_{パターン}(f1, f2)$: $f1 > Th0$ かつ、 $f2 > Th1$ ならば、パターンの尤度大

$L_{凹み}(f1, f2)$: $f1 > Th0$ かつ、 $f2 < Th1$ ならば、凹みの尤度大

一方、図10(b)のグラフ102に示したような分布の場合、図3に示したような構成におけるルールベース型分類器31では、『異物』32のみならず『パターン』34をも多数『異物』32に分類してしまう可能性が高くなる。このため、『異物』32を更に学習型分類器35で細分する際、図3に示すようなルールベース型分類器31と学習型分類器35とを組合わせた分類モデルは最適とは限らない。逆に、学習型分類器の性能が十分に信頼できるならば、図4に示すようなルールベース型分類器41と学習型分類器45とを組合わせた分類モデルの方が、より好適であると考えられる。

【0033】

実際のところ、最適な分類モデルは、データ毎に異なる。例えば、図10(b)

) のグラフ 102 のように特徴量が分布している欠陥のデータに関しては、図 4 に示した分類モデルの方が、図 3 に示した分類モデルより適している (図 3 に示した分類モデルでは、図 10 (b) のパターン欠陥が正しく分類できない) が、図 10 (a) のグラフ 101 のように特徴量が分布している欠陥のデータに関しては、図 3 に示した分類モデルの方が、図 4 に示した分類モデルより高い分類の信頼性を期待することができる。

【0034】

このように、好適な分類モデルが欠陥データによって異なるため、特定の分類モデルを採用するよりも、複数の分類モデルを併用した方が、分類の信頼性を向上させることができる可能性がある。本発明では複数のモデルを作成し、欠陥データに対し、いずれのモデルを用いるべきかモデルの妥当性を示す尺度 (モデル尤度) を算出し、これを考慮して分類を行う。

【0035】

(ii) 分類実行

さて、分類実行時には、上記生成した少なくとも一つ以上の分類モデルに従って欠陥の分類を行う。分類モデルを複数生成した場合は、それらを組み合わせて分類を行う。すなわち、上記生成した各モデル 12、13 のもとで各クラスに属する尤度を算出する (14、15)。次に、各モデルのもとで独立に算出された尤度から最終的なクラス尤度をどのように算出するかが問題となる。本発明では、各々のモデル 12、13 に対し、そのモデル自身の妥当性を示す尺度としてモデル尤度を算出し (16、17)、モデル尤度を勘案して最終的なクラス尤度 (組み合わせ尤度) を算出する (18)。モデル尤度の算出方法と、最終的なクラス尤度の算出方法は後述する。

【0036】

(2) 欠陥分類の詳細

次に、本発明による欠陥分類の具体例を詳細に説明する。

【0037】

(i) 分類モデル生成

初めに、分類処理を実行する前に予め行う分類モデルを生成する。図 5 は分類モ

デルを生成する前のメインクラスとユーザクラスの関係を図式化した図である。

【0038】

本実施の形態における分類モデルでは、上位の節1がルールベース型分類器51、下位の節2乃至4が学習型分類器55～57からなる、2層で構成される分類モデルを仮定する。上位の節1のルールベース型分類器51では、if-then式のルールによって、『異物』52、『凹み』53、『パターン』54の3つのメインクラスに属する尤度を算出する。一方、下位の節2乃至4の学習型分類器55～57では、あるメインクラスに欠陥が分類されると仮定した際、そのメインクラスの下位にユーザが定義したクラス（ユーザクラス1～4：58-1～4）における尤度を算出する。なお、図5ではまだメインクラスとユーザクラスの関係は定義されていないが、本例では、欠陥は最終的には、ユーザクラス1～4のいずれかに分類されることを想定している。

【0039】

次に、分類モデルの生成方法について述べる。以下に述べる方法により、図5に示した状態から、図6や図7に示した分類モデルが生成される。

【0040】

ユーザインタフェースを、図9（a）乃至（c）に示す。

【0041】

図9（a）はメインクラス画面で、91はルールベース型分類画面である。ルールベース型のクラスの一覧911と各ルールベース型クラスにおける尤度が最大となる、すなわちもっともそのクラスらしいとされる欠陥画像の一覧912とを表示する。

【0042】

一方、図9（b）はユーザクラス画面で、92は学習型分類器によるクラスの教示用の画面（以下、学習型分類画面という）を示しており、学習型のクラスの一覧921と欠陥画像の一覧922とから成る。ユーザは、学習型分類画面92上で分類したい欠陥のクラスを学習用のクラスとして設定し、次にドラッグ・アンド・ドロップ操作によって、各欠陥画像922を学習型クラス921の何れかに教示する。

【0043】

次に、分類モデルの自動生成を指示するボタン「自動リンク」923をアイコンでクリックすることにより、分類モデルの構成を内部で計算する。

【0044】

分類モデルの生成においては、ユーザによる教示結果とルールベース型分類器による尤度算出結果とから、メインクラスとユーザクラスの相関を解析し、図6または、図7に示すような、ルールベース型分類器601又は701と学習型分類器602、603又は702、703とを組合わせた分類モデルを生成する。すなわち、(1) ルールベース型分類器によってメインクラス M_i の尤度が最大とされた欠陥のうち、学習型分類器でクラス U_j として教示された欠陥が多い場合、メインクラス M_i とユーザクラス U_j とは相関が高い、あるいは、(2) ユーザクラス U_j に教示された欠陥のうち、メインクラス M_i として分類された欠陥が多い場合、メインクラス M_i と、ユーザクラス U_j とは相関が高いと考え、相関が高いメインクラスとユーザクラス間に階層関係を設定する。前記(1)、(2)は例えば、以下のように、定式化することができる。

【0045】

[分類モデル生成規則1]

N_{U_j}/N_{M_i} が th_1 以上、または、 N_{M_i}/N_{U_j} が th_2 以上ならば、ユーザクラス U_j をメインクラス M_i の下位とする。

ここで、

N_{M_i} ：ルールベース型分類器によってメインクラス M_i の尤度が最大とされた欠陥数、

N_{U_j} ：学習型分類器によってユーザクラス U_j の尤度が最大とされた欠陥数、

$N_{M_i \cap U_j}$ ：ルールベース型分類器によってメインクラス M_i の尤度が最大とされ、かつ、学習型分類器によってユーザクラス U_j の尤度が最大とされた欠陥数

以上述べた方法により、得られた教示データに対して好適な分類モデルを自動的に生成することができる。

また、好適な分類モデルは、得られた教示データの分布に対して、必ずしも唯一ではない場合、複数の分類モデルを生成する方法について述べる。

今、仮に図5の例において、ユーザクラス1、2（58-1、58-2）はメインクラス『異物』52と高い相関、ユーザクラス4（58-4）はメインクラス『パターン』54と高い相関があったと仮定する。更に、ユーザクラス3（58-3）のサンプルが5個あり、このうち、4個においてメインクラス『パターン』54の尤度が最大、1個においてメインクラス『異物』52の尤度が最大になったと仮定する。分類モデル生成規則1よれば、ユーザクラス3（58-3）に属する欠陥の大半（4/5=80%）において、メインクラス『パターン』54の尤度が最大になるため、ユーザクラス3（58-3）をメインクラス『パターン』54の下位に設定すればよさそうであるが、実際には、データ数が少なすぎるため、ユーザクラス3（58-3）に属する欠陥の大半においてメインクラス3『パターン』54の尤度が最大になる、と十分確からしく言うことはできない。そこで、例えば、分類モデル生成規則1に加えて、次の分類モデル生成規則2により、データ数が少ない場合には、想定され得る複数のモデルを生成する。分類モデル生成規則1、2に従えば、上の例において、図6又は図7に示したような、ルールベース型分類器601又は701と学習型分類器602、603又は702、703とを組合わせた分類モデルが生成される。

【0046】

[分類モデル生成規則2]

ユーザクラス U_j に属する欠陥数 N_{U_j} が一定以下の場合、以下に従って、複数の分類モデルを生成する。ユーザクラス U_j に属する欠陥であって、メインクラス M_i に属する尤度が最大になる欠陥数を $N_{M_i \cap U_j}$ とした時、 $N_{M_i \cap U_j}$ が最大値となるメインクラス、2番目に大きな値になるメインクラスを、それぞれ、 M_{max1} 、 M_{max2} とする。ユーザクラス U_j を M_{max1} の下位に設定したモデル、及び、ユーザクラス U_j を M_{max1} と M_{max2} の下位に設定したモデルを生成する。

【0047】

以上に、得られた教示データに対して分類モデルを自動生成する方法について述べたが、手動でモデルを設定、あるいは自動生成したモデルを手動で修正することもできる。図9のユーザインタフェース画面において、学習型分類画面92上に表示された「レシピ設定画面」ボタン924をアイコンでクリックすることに

より、図9(c)のレシピ設定画面93に移行し、生成した分類モデルの構成を確認し、ユーザは必要に応じて自動生成したモデルをレシピ設定画面93上で手動により変更することもできる。図9(c)では一つの分類モデルしか表示していないが、分類モデルの候補を複数算出、表示し、修正できるようにしてもよい。

以上の説明においては、ルール型分類器と学習型分類器の階層構造からなる二つの分類モデルが構成される例を説明したが、同様の分類モデル構成方法を用いて、他の構成として、図15、図16に示すような複数の学習型分類器(1501~1503又は1601~1603)を組合わせて分類モデルを構成することもできる。また、他の構成として図17、図18に示すような複数のルール型分類器(1701~1703又は1801~1803)を組合わせて分類モデルを構成してもよい。

【0048】

(ii)分類実行

次に、分類実行時における処理の詳細を述べる、図12は分類実行時の処理フローを示す。はじめに、図12を用いて各分類モデルにおける尤度の算出について説明する。

【0049】

STEP1 各分類モデルにおける尤度の算出(1201)

メインクラス尤度の算出、ユーザクラス、これらからルール学習統合尤度の算出、の3ステップからなる。

【0050】

STEP1.1 メインクラス尤度の算出(1202)

ルールベース型分類器は特定のクラスに分類するのではなく、ファジー論理(Fuzzy if-then ルール)に基づき各クラスの尤度を算出する。尤度とはそのクラスらしさを表す指標であり、0から1の値域とし、1に近いほどそのクラスらしい、とみなす。特徴量の値から尤度を算出するための関数は尤度関数と呼ばれ、システムによって提供される。図13にメインクラス尤度関数の例を示す。131は異物の尤度関数、132はパターン、133は凹みの尤度関数である。特徴f1の

値から、各クラスに対する尤度を 131、132、133 により算出する。

【0051】

STEP1.2 ユーザクラス尤度の算出 (1203)

次に学習型分類器によるユーザクラス尤度の算出方法を図 14 に示す。1401 はユーザクラス尤度算出のための尤度関数の例を示す。尤度関数として、例えば、特徴空間におけるマハラノビス距離の利用が考えられる。マハラノビス距離とは、各クラスの教示データの分布 141、142 が特徴量空間中で、（一般には多次元）正規分布 143、144 に従うと仮定し、各正規分布の中心から着目する欠陥の特徴量ベクトルまでの距離を正規分布の分散（共分散行列）で規格化した距離である。このとき、以下のように学習型クラスの尤度を算出できる。

$$(\text{学習型クラス } i \text{ に属する尤度}) = D_i / \sum D_i$$

ただし、 D_i は学習型クラス D_i と、分類対象欠陥の特徴量ベクトルとのマハラノビス距離

メインクラス尤度における尤度関数との相違は、尤度関数が教示データによって決定される点にある。

【0052】

STEP1.3 ルール学習統合尤度の算出 (1204)

次に、算出したメインクラス尤度、ユーザクラス尤度を組み合わせたクラス尤度を算出する（以下、ルール学習統合尤度）。ユーザクラス尤度は、上位のメインクラスに分類されたことを仮定した上で定義される尤度であるので、例えば、ユーザクラス尤度が高い値であっても、その上位のメインクラス尤度が極めて低い値ならば、そのユーザクラスにおけるルール学習統合尤度は低い値になるように定義する必要がある。

【0053】

ルール学習統合尤度は、例えば、メインクラス尤度とユーザクラス尤度の荷重平均として算出することができる。

$$(\text{ルール学習統合尤度}) = \alpha * (\text{メインクラス尤度}) + (1 - \alpha) * (\text{ユーザクラス尤度})$$

ここで、 α は、メインクラス尤度を重視する度合いを意味しており、ルール型分類器と学習型分類器の経験的な信頼性に基づいて天下りの設定してもよい。ま

た、他の計算方法として、メインクラス尤度、ユーザクラス尤度の積等の方法も考えられる。

以上述べたステップを各分類モデル毎に行い、各分類モデルのもとのクラス尤度を求める。

【0054】

STEP2 モデル尤度算出 (1205)

次に生成した各分類モデルに対し、そのモデルの妥当性を表す指標としてのモデル尤度を算出する。

【0055】

さて、複数生成したモデルのうち、最適な分類モデルは、実は欠陥毎に異なる。例えば、図3、図4の2種類のモデルが生成されたと仮定する。今、分類対象欠陥が、特徴量の値からパターン欠陥であることが自明で、あえて学習型の分類器による尤度算出を必要としないことが明らかな場合は、異物への誤分類の可能性がある図4のモデルより、図3のモデルが有利と考えられる。一方、特徴量の値からはパターン欠陥か異物か明らかではない場合には、図4のモデルにより学習型の分類器によって分類した方が有利と考えられる。このように、最適な分類モデルは、実は欠陥毎に異なっている。

【0056】

モデル尤度は、欠陥毎に、例えば、以下のように定義することができる。

$$\text{モデル尤度} = 1 / (-\sum p_i \log p_i)$$

ただし、 p_i は分類対象欠陥のメインクラス M_i での尤度

上式の分母はエントロピーであり、 p_i が一様であるほど、値が大きくなる性質をもつ。従って、 p_i が一様であるほど、言い換えるとメインクラスによって p_i に差がなく特定のクラスに信頼性高く分類できないほど、エントロピーが大きくなり、結果として、モデル尤度は小さくなる。このようなモデル尤度を各モデルに対して算出する。

【0057】

STEP3 組み合わせ尤度算出 (1206)

次に、各モデルのもとで算出したルール学習統合尤度 (図12、STEP1) とモデ

ル尤度(図12、STEP2)とから、欠陥クラス尤度を以下のようにして定式化することができる。

$$P_{Cj} = \sum_i P(C_j | M_i) P(M_i) \quad \dots (1)$$

C_j : 分類クラス

P_{Cj} : クラス C_j の尤度

M_i : 分類モデル i

$P(C_j | M_i)$: 分類モデル M_i によるクラス C_j の尤度

$P(M_i)$: 分類モデル M_i の尤度

式(1)は、複数のモデルによってクラス尤度を算出した上で、分類モデル自体の尤らしさ(=モデル尤度)による重み付き平均を算出する式と説明できる。

【0058】

これにより、ユーザ毎に異なる欠陥分類要求に対し、固有の最適な分類モデルを自動的に提供することができ、分類性能を向上することが可能になる。

【0059】

上記説明においては、ルールベース型の分類器と学習型の分類器とが階層的に接続するモデルを想定した事例を説明したが、図11に示すように。並列に存在するルールベース型分類器1101と学習型分類器1102、あるいはルールベース型分類器1103、それぞれによって算出した尤度1104～1106を組み合わせてもよい。図11の場合、ルールベース型分類器1101、1103は、特定のクラスに分類するのではなく、いわゆるファジー論理(Fuzzy if-then ルール)に基づき、尤度1104、1106を算出する。すなわち、設計者が作りこんだ尤度関数を用いて各クラスの尤度を算出する。

【0060】

図11に示す構成を採用することにより、教示データ数が少ない場合の学習型分類器の性能不安定性を解消することができる。例えば、教示データ数が少ない場合は、学習型分類器1102のモデル尤度を低くしてルールベース型分類器1101、1103の算出した尤度1104、1106を相対的に重視し、逆に、教示データ数が多い場合は、学習型分類器1102のモデル尤度を高くして学習型分類器1102の算出した尤度1105を相対的に重視すればよい。

【0061】

また、教示データ数がクラスによって偏っている場合の学習型分類器 1102 の性能不安定性を解消することができる。例えば、教示データ数が少ないクラス、あるいは、特徴量空間の領域においては、学習型分類器 1102 のモデル尤度を低くしてルールベース型分類器 1101、1103 の算出した尤度 1104、1106 を相対的に重視し、逆に、教示データ数が多いクラス、あるいは、特徴量空間の領域においては、学習型分類器 1102 のモデル尤度を高くして学習型分類器 1102 の算出した尤度 1105 を相対的に重視すればよい。

【0062】

これにより、ユーザ毎に異なる欠陥分類要求に対し、固有の最適な分類モデルを自動的に提供することができ、分類性能を向上することが可能になる。

【0063】

以上、本発明の実施の形態について述べてきた。

【0064】

上記説明においては、電子線式の画像検出器によって検出した欠陥画像を分類する場合について説明したが、光学式の画像検出器によって検出した欠陥画像を分類する場合についても同様にして適用することができる。

【0065】

更に、複数の電子線式、あるいは光学式の画像検出器、あるいは欠陥分析装置の出力情報（例えば、EDXによるX線スペクトル等）の少なくともいずれかを解析して欠陥の特徴量ベクトルを算出し、欠陥の分類を行ってもよい。もちろん、欠陥分析装置の出力情報単独から特徴量ベクトルを算出し、欠陥の分類を行ってもよいし、欠陥に対応する参照データに基づいて特徴量ベクトルを算出してもよい。

【0066】

更に、半導体電子回路基板上に生じた欠陥画像の分類を適用対象例として、本発明の詳細を述べたが、本発明の適用対象は上記に限るものではない。

【0067】

例えば、プリント回路基板、FPD、液晶表示基板等の表面に生じた欠陥部の

画像を自動分類する方法にも適用することができる。

【0068】

【発明の効果】

本発明によれば、ユーザ毎に異なる欠陥分類要求に対し、固有の最適な分類モデルを自動的に提供し、分類性能を向上させることができる。

【0069】

また、本発明によれば、プロセスの変化による新たな欠陥クラスの発生等、ユーザが要求する欠陥分類が変化した場合にも、最適な分類モデルを自動的に提供し、分類性能を安定化させることができる。

【0070】

更に、本発明によれば、欠陥分類要求に対し、最適な分類モデルを自動的に提供し、手動による分類モデルのマニュアル設定を不要にすることができる。

【図面の簡単な説明】

【図1】 第一の実施の形態における分類モデルの生成の流れを示す図である。

【図2】 分類モデルの一例を示す図である。

【図3】 分類モデルの一例を示す図である。

【図4】 分類モデルの一例を示す図である。

【図5】 本発明の第一の実施の形態における分類モデルを説明する図である。

【図6】 本発明の第一の実施の形態における分類モデルを説明する図である。

【図7】 本発明の第一の実施の形態における分類モデルを説明する図である。

【図8】 第一の実施の形態における欠陥レビュー装置の概略構成を示すブロック図である。

【図9】 第一の実施の形態におけるユーザインタフェースを示す表示画面の正面図で、(a)はルールベース型分類画面、(b)は学習型分類画面、(c)はレシピ設定画面である。

【図10】 (a) (b)ともに、欠陥の特徴量の分布を示すグラフである。

【図11】 分類モデルを示す図である。

【図12】 分類実行時の処理の流れを示す図である。

【図13】 ルール型分類器における尤度関数を示す図である。

【図 14】マハラノビス距離を説明する図である。

【図 15】学習型の分類モデルの一例を示す図である。

【図 16】学習型の分類モデルの一例を示す図である。

【図 17】ルール型の分類モデルの一例を示す図である。

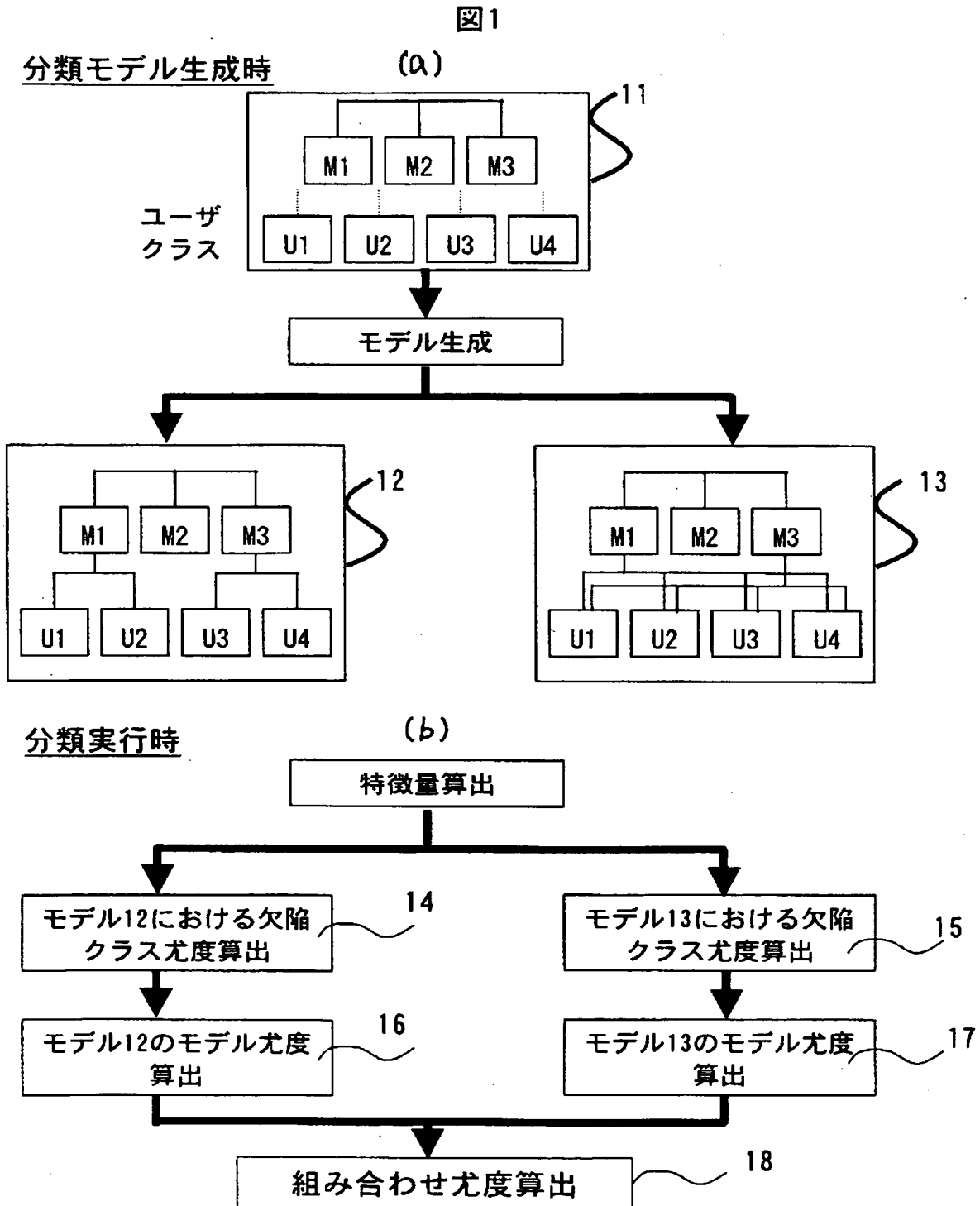
【図 18】ルール型の分類モデルの一例を示す図である。

【符号の説明】

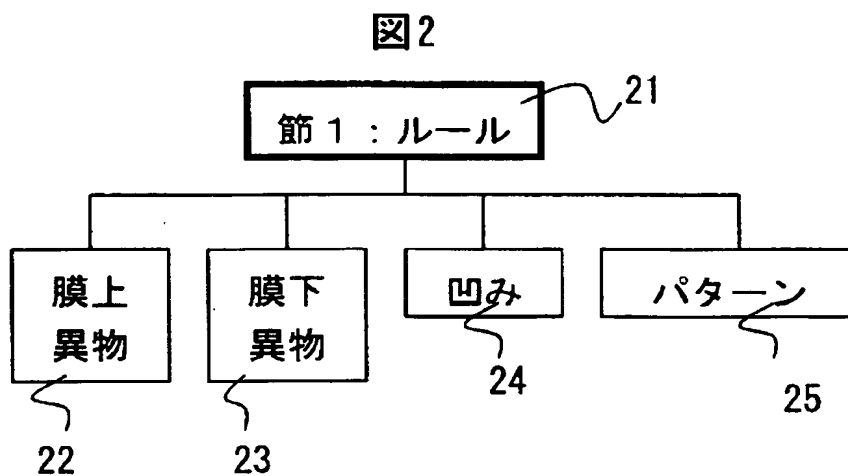
11・・・分類モデル生成前の状態 12・・・生成した分類モデル 13
 ...生成した分類モデル 21、31、41、51、61、71・・・ル
 ルベース型分類器 35、45、55、56、57、65、66、75、76
 ...学習型分類器 80・・・電子線式顕微鏡 81・・・筐体 84
 ...偏向器 85・・・検出器 86・・・A/D変換器 87・・・
 処理部 88・・・記憶装置 91・・・ルールベース型分類の表示画面
 92・・・学習型分類の表示画面 93・・・レシピ設定画面、131、13
 2、133・・・尤度関数、141、142・・・教示データの分布、143、
 144・・・教示データから求めた正規分布

【書類名】 図面

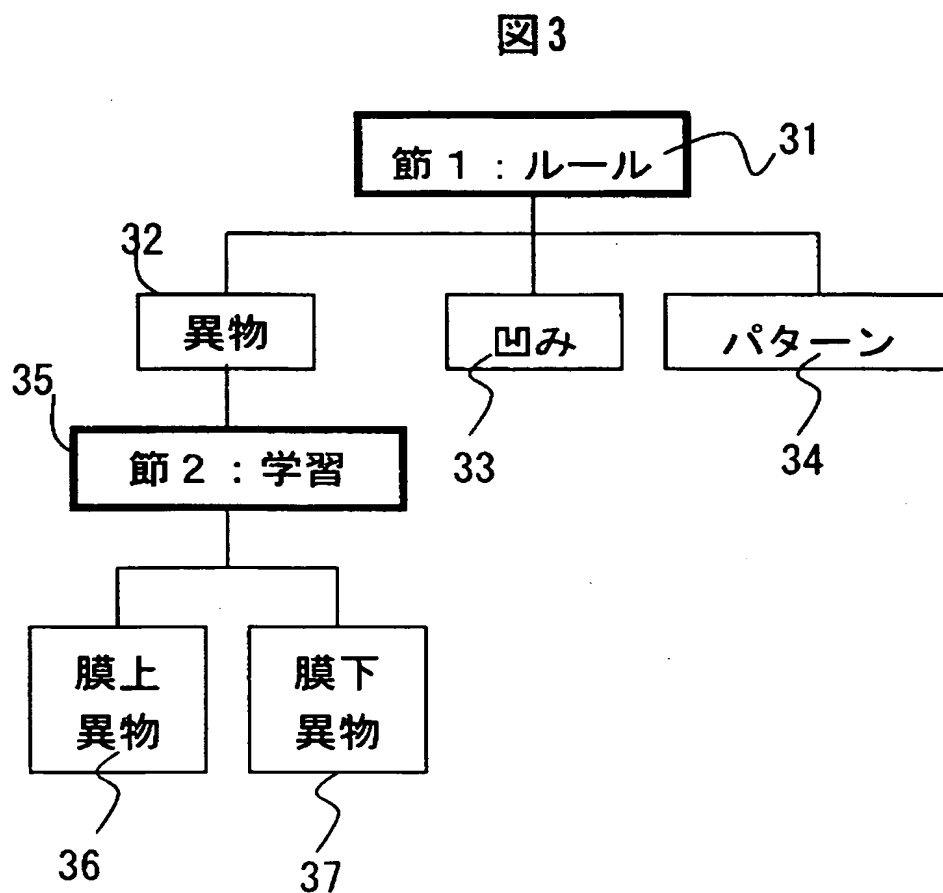
【図1】



【図 2】

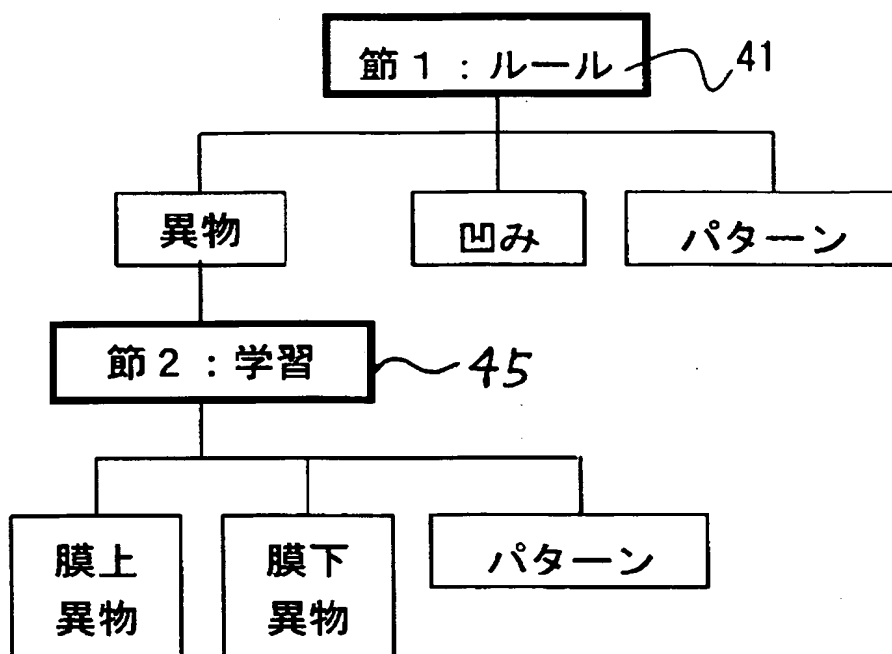


【図 3】



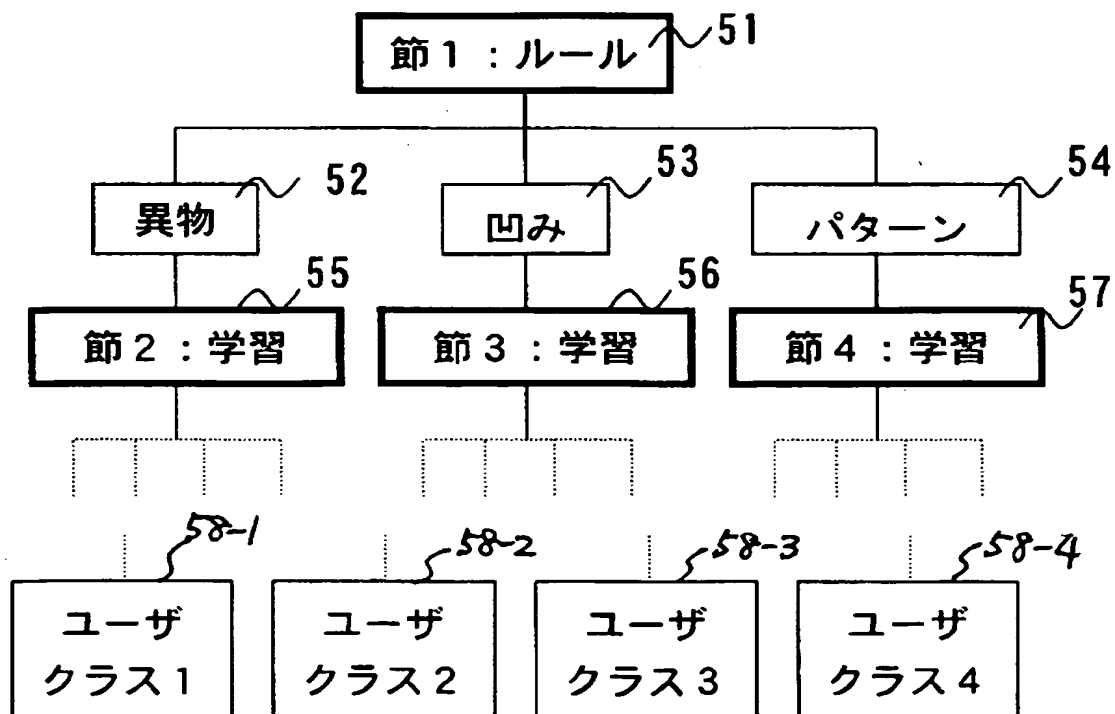
【図 4】

図 4



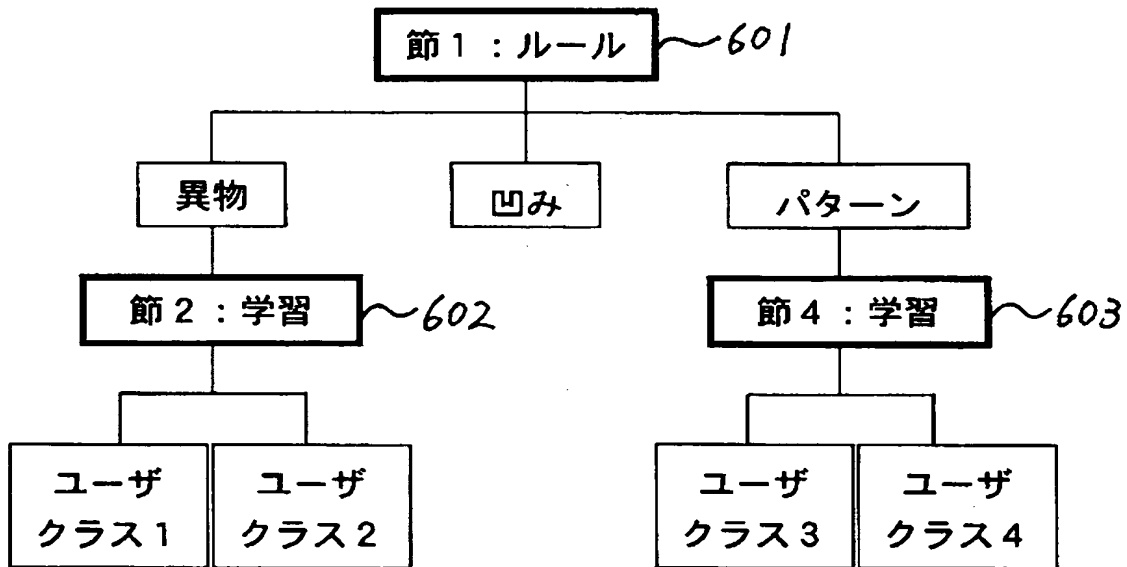
【図 5】

図 5



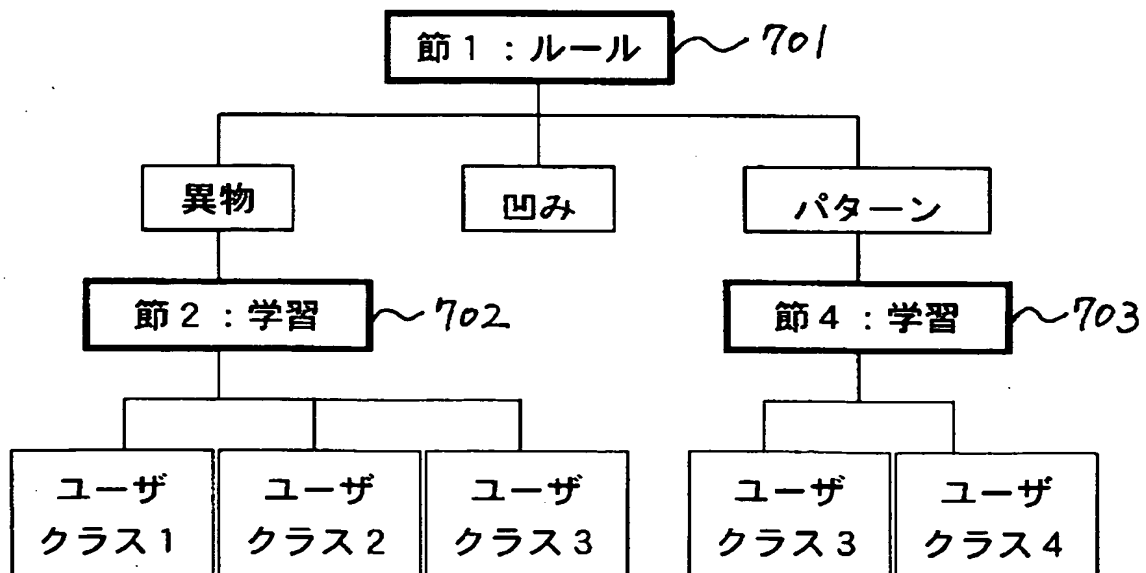
【図 6】

図6



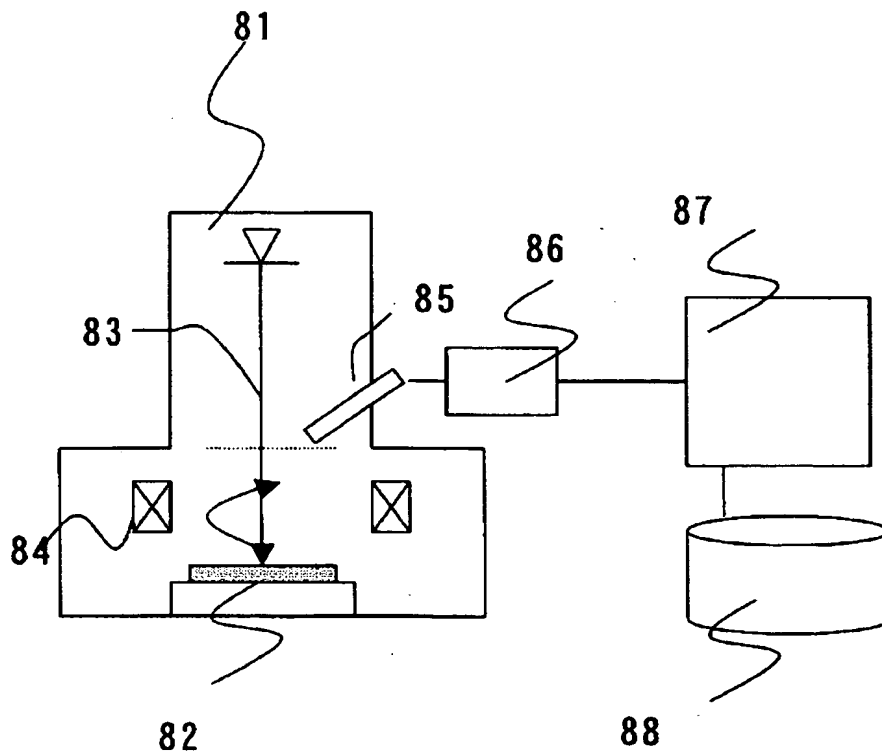
【図 7】

図7

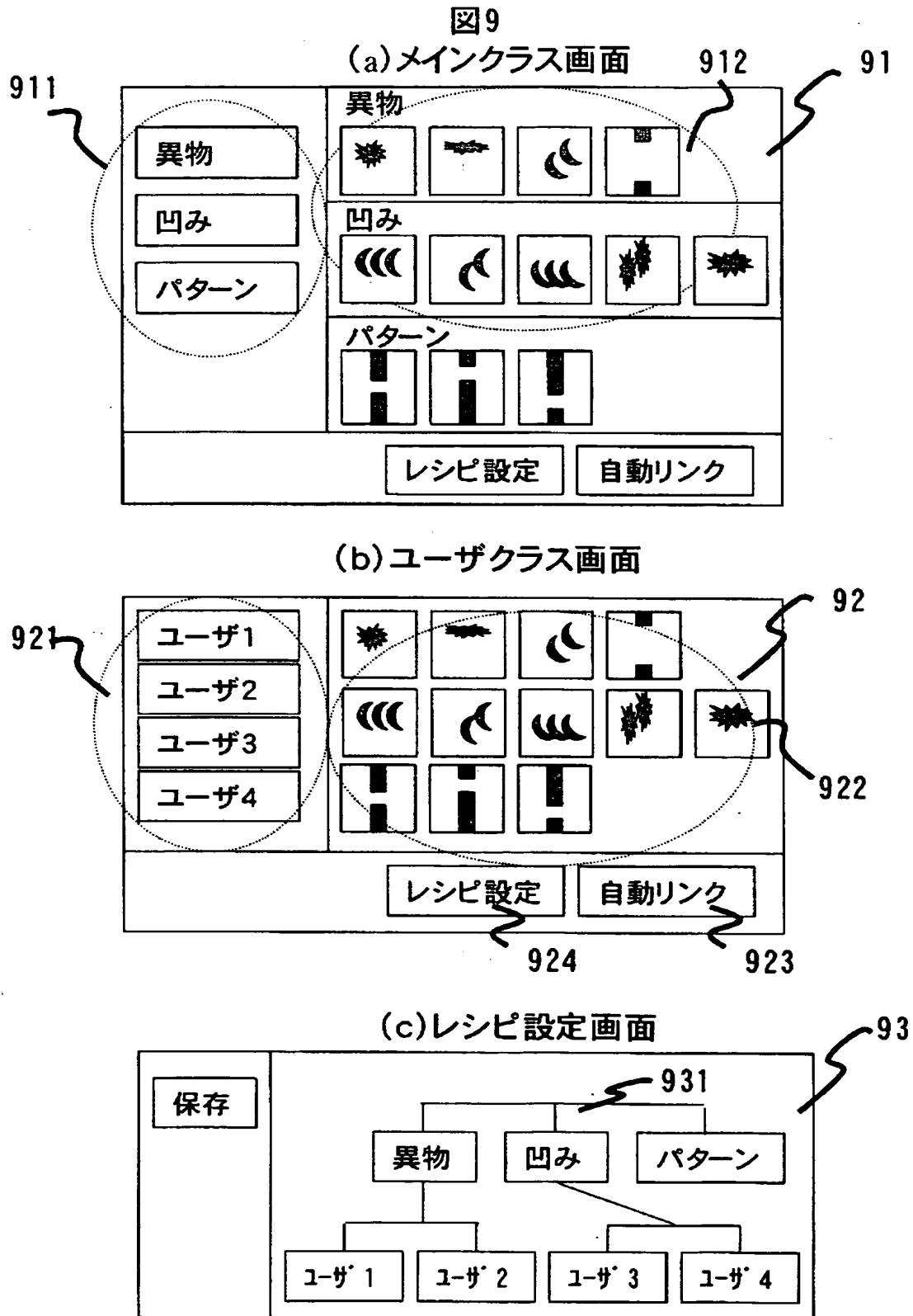


【図 8】

図 8

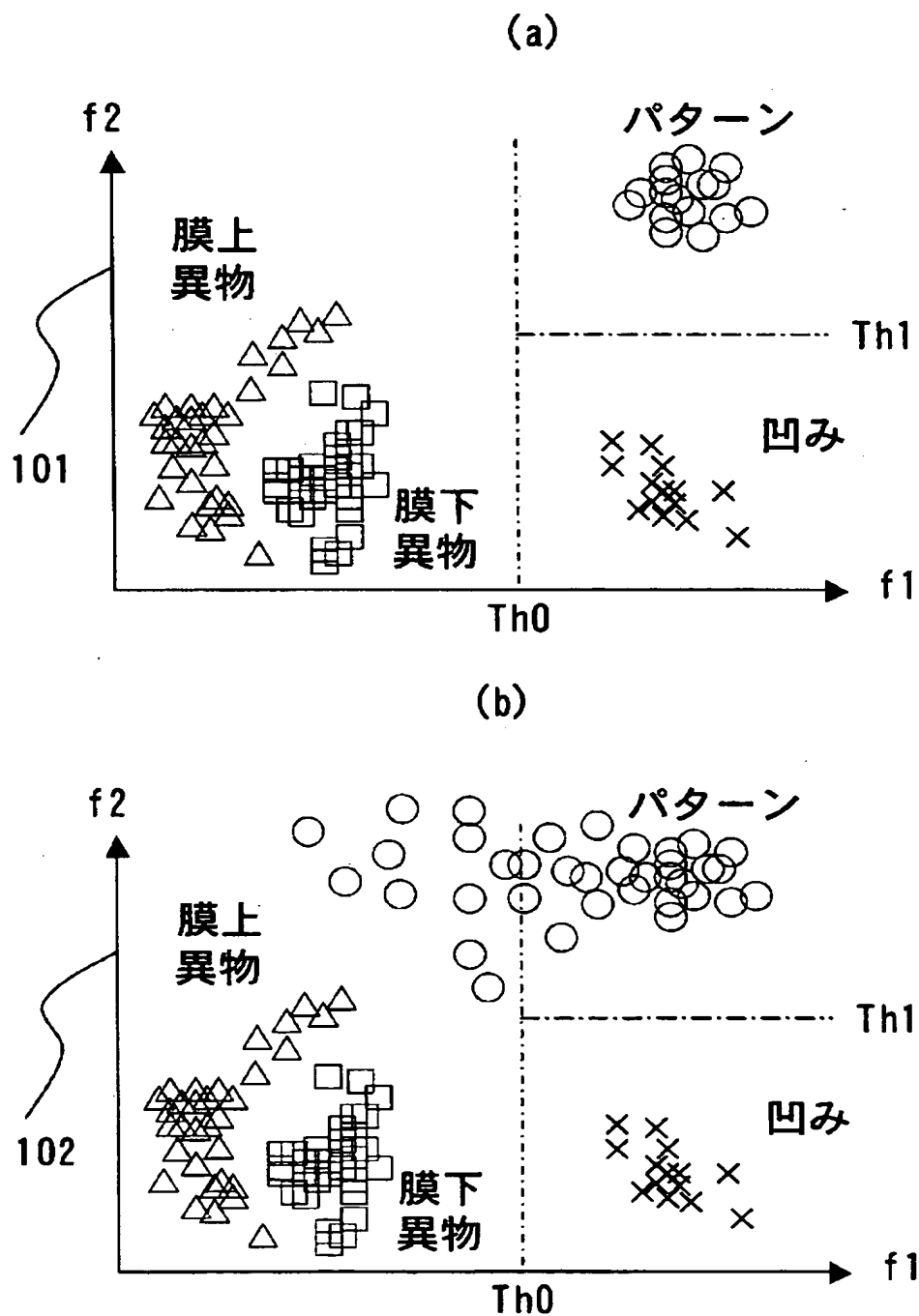


【図9】



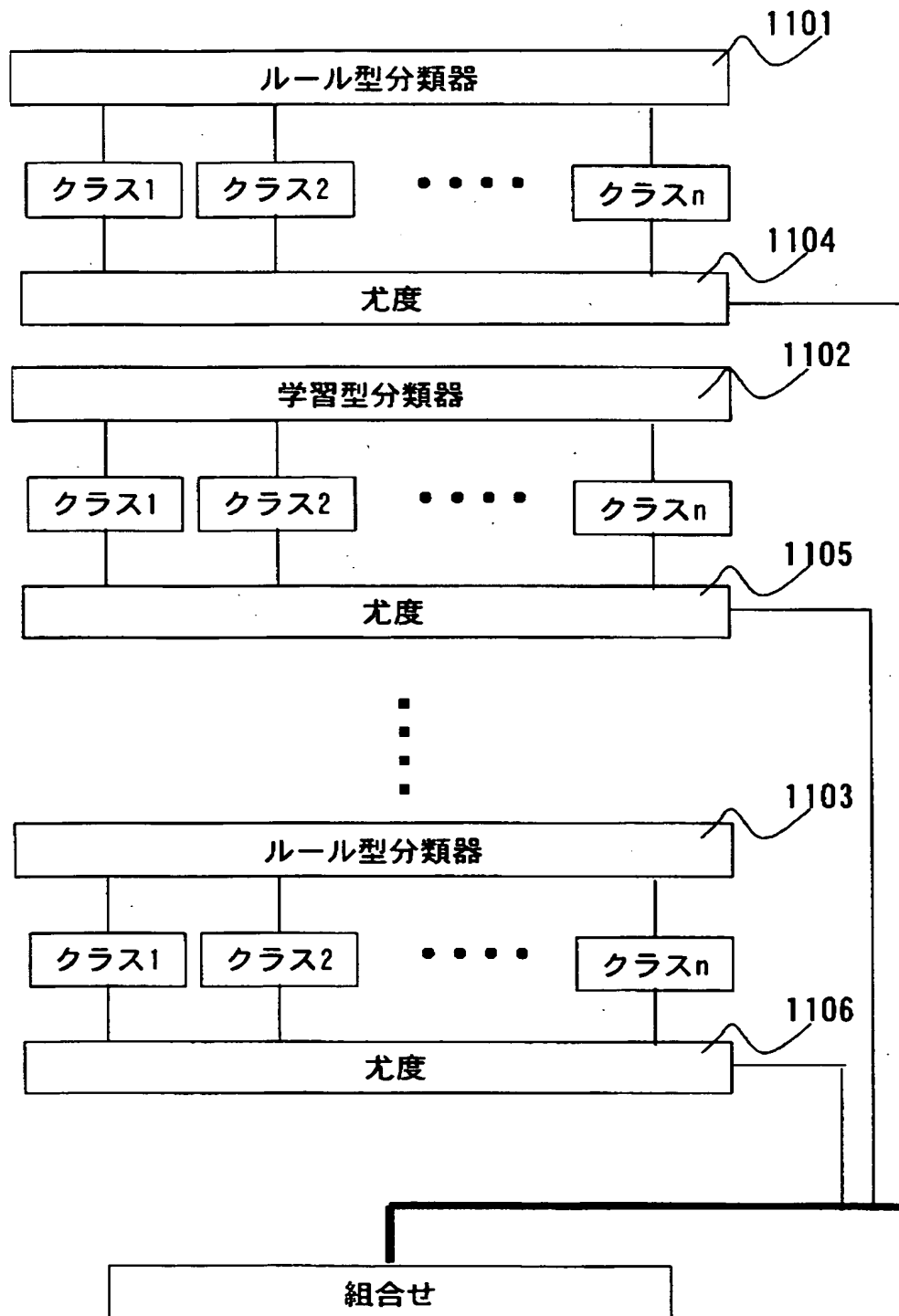
【図 10】

図 10



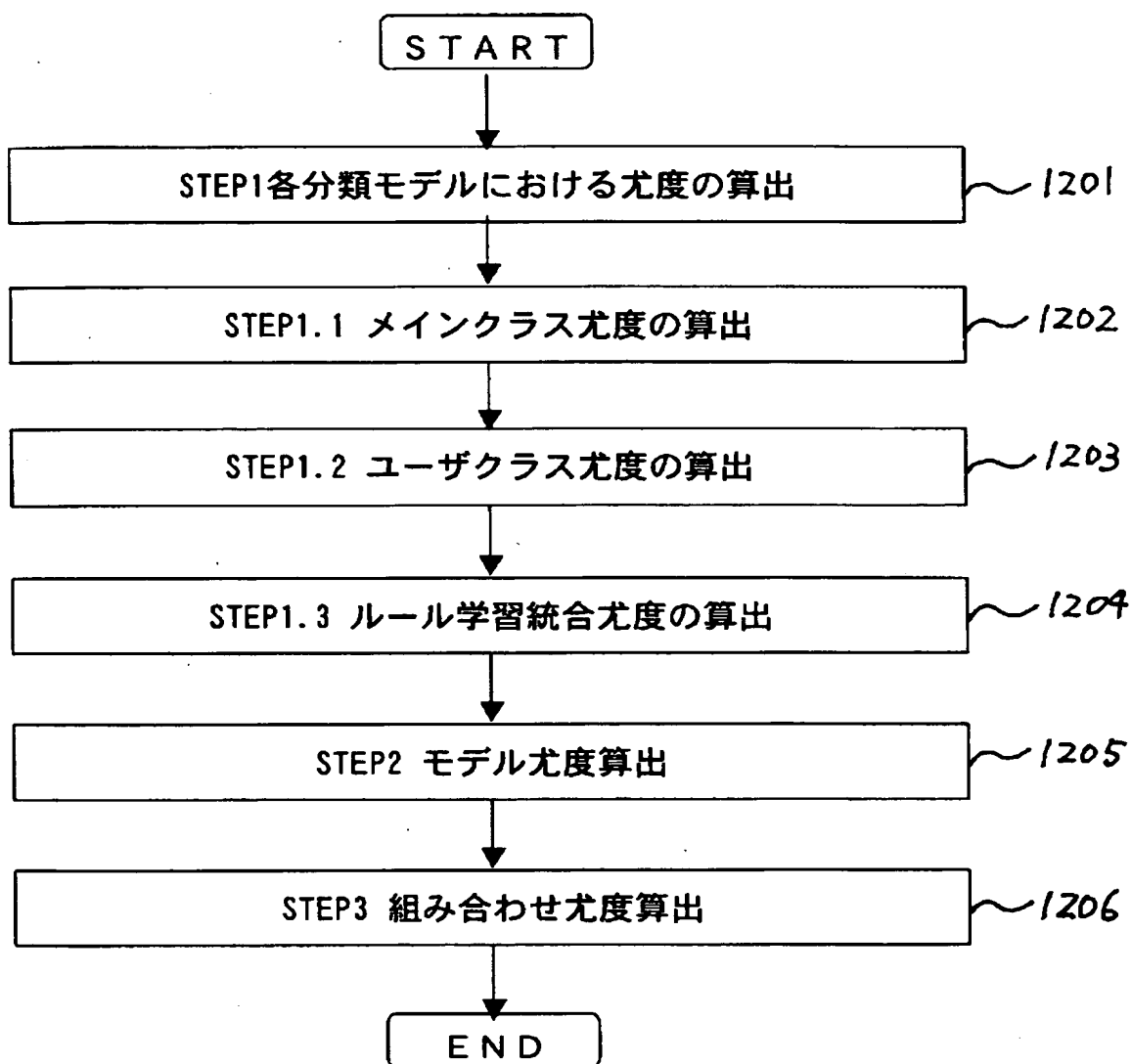
【図 11】

図11



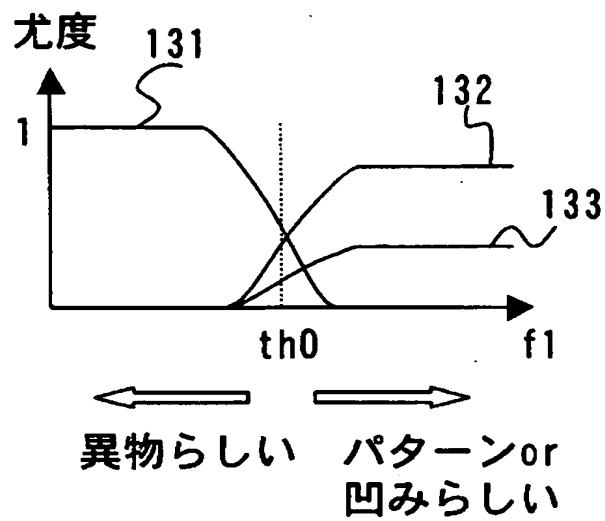
【図 12】

図12



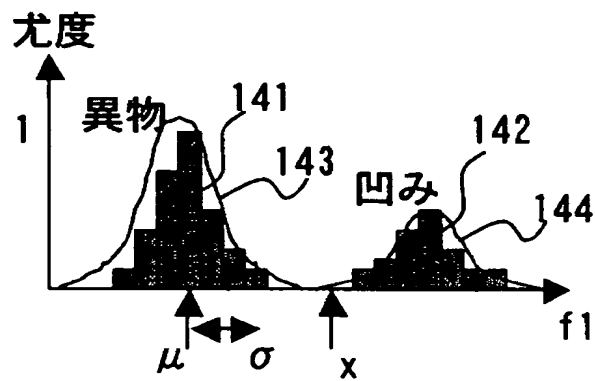
【図 13】

図13



【図 14】

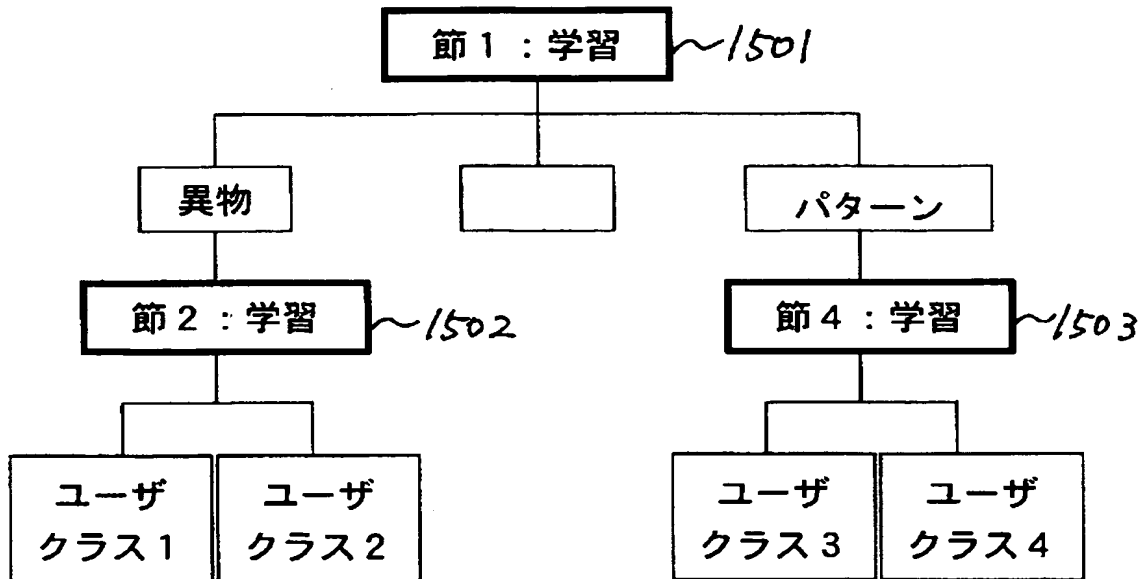
図14



データxの異物クラスからの
マハラノビス距離
$$= (x - \mu) / \sigma$$

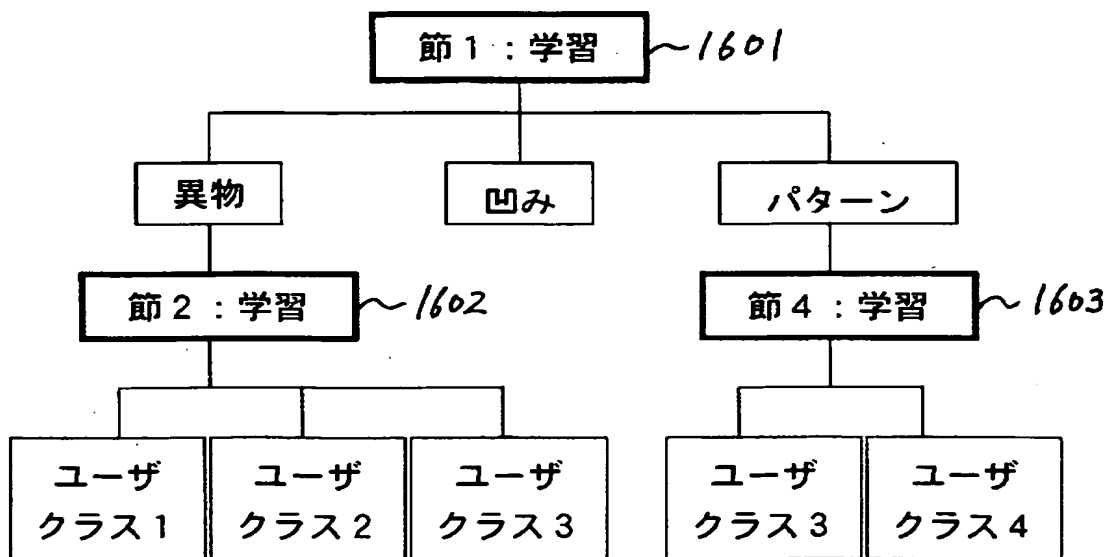
【図 15】

図 15



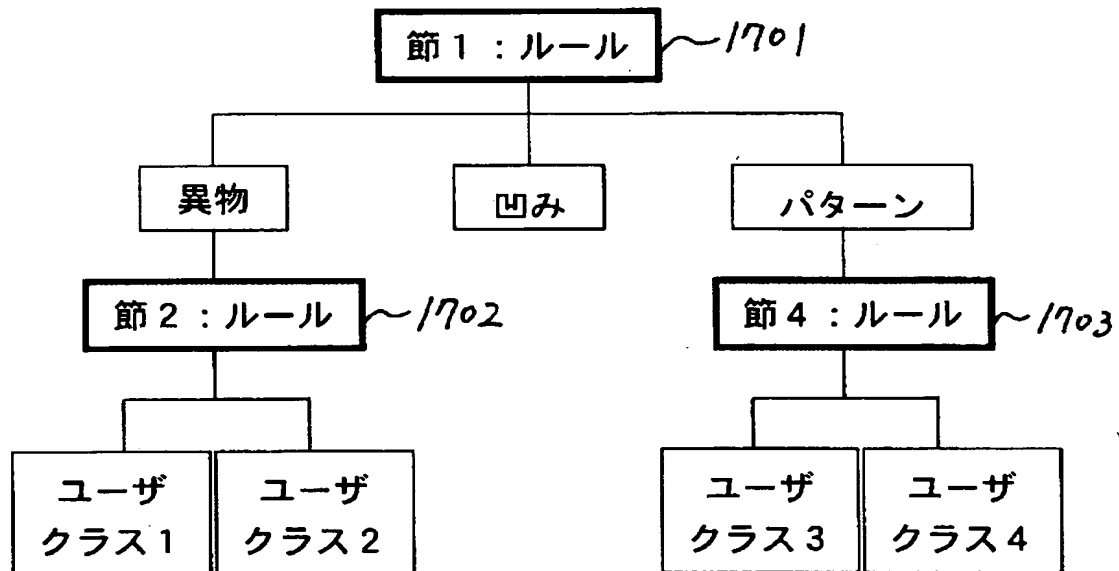
【図 16】

図 16



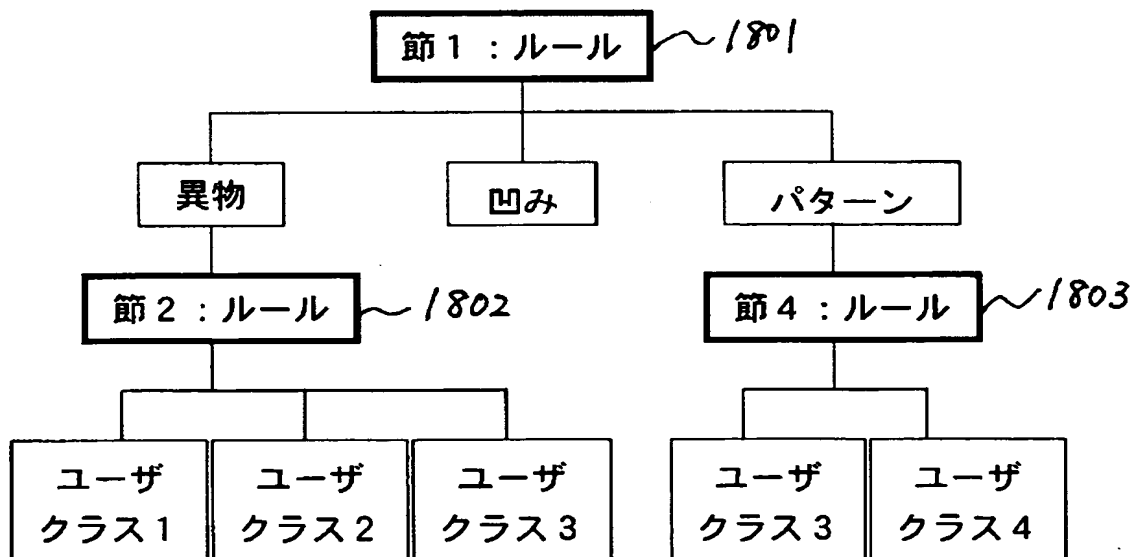
【図 17】

図17



【図 18】

図18



【書類名】 要約書

【要約】

【課題】

ユーザの欠陥分類要求を実現するために最適な分類モデルがユーザにとって不明であるために、ユーザは必ずしも好適とは言えない分類モデルを設定して分類を行ってしまい、結果として分類性能が低下する。

【解決手段】

複数の分類モデル候補を自動生成し、複数の分類モデルによって算出したクラス尤度を組み合わせて分類する。組み合わせに際しては、各モデルの妥当性に関する指標、換言すれば、各分類モデル候補の算出する尤度を信頼できる程度を示す指標をも算出し、この結果を勘案して前記複数の分類モデルによって算出したクラス尤度を組み合わせて分類する。

【選択図】 図1

認定・付加情報

特許出願の番号	特願 2 0 0 3 - 0 8 9 6 8 6
受付番号	5 0 3 0 0 5 1 1 6 1 1
書類名	特許願
担当官	塩野 実 2 1 5 1
作成日	平成 1 5 年 5 月 1 2 日

< 認定情報・付加情報 >

【提出日】 平成 15 年 3 月 28 日

次頁無

特願 2 0 0 3 - 0 8 9 6 8 6

出 願 人 履 歴 情 報

識別番号 [5 0 1 3 8 7 8 3 9]

1. 変更年月日	2 0 0 1 年 1 0 月 3 日
[変更理由]	新規登録
住 所	東京都港区西新橋一丁目 2 4 番 1 4 号
氏 名	株式会社日立ハイテクノロジーズ